·CT关键技术专栏·

自动管电流调制技术联合深度学习重建算法应用于儿童头部CT图像质量及辐射剂量研究

陈锡建[1a,b] 孙艳[1a,b] 周杰[2] 王海平[1a,b] 宁刚[1a,b*]

（1.四川大学 a.华西第二医院放射科；b.出生缺陷与相关妇儿疾病教育部重点实验室，成都 610041；
2.东软医疗系统股份有限公司，大连 110167）

【摘要】 目的 评估自动管电流调制（automatic tube current modulation, ATCM）技术联合深度学习重建算法ClearInfinity的低剂量方案在儿童头部CT平扫中的辐射剂量降低效果及其对图像质量的影响。**方法** 回顾性分析行头部CT平扫检查的160例患儿影像数据，按扫描方案分为两组：A组（n=80）采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组（n=80）采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案。每组患儿按年龄分为4个亚组。采用容积CT剂量指数（volume CT dose index, $CTDI_{vol}$）、剂量长度乘积（dose-length product, DLP）、有效剂量（effective dose, ED）等指标对两组辐射暴露水平进行比较。图像质量评价包括客观和主观两个方面。客观评价在4个层面选取面积约为20 mm^2的圆形感兴趣区，计算各区域的信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）与对比噪声比（contrast-to-noise ratio, CNR）。主观评价由2位医师采用盲法对整体图像质量、解剖细节显示度、后颅窝伪影控制进行评分。统计分析使用SPSS 26.0软件完成，对辐射剂量和图像客观评价指标，采用双因素方差分析进行组间比较；对图像主观评价指标采用Mann-Whitney U检验评估差异，采用组内相关系数（intraclass correlation coefficient, ICC）分析一致性。**结果** 两组基线资料比较差异无统计学意义（P>0.05）。$CTDI_{vol}$、DLP和ED等辐射剂量指标，不同区域的SNR、CNR等图像客观评价指标，均有显著性差异水平（P<0.05），A组的辐射剂量都显著低于B组。主观评价结果表明，A组的整体图像质量较B组有提升（P<0.001），后颅窝伪影有优化（P<0.001），且两名医师评价一致性优（ICC=0.891～0.923，P<0.001）。**结论** ATCM技术联合深度学习重建算法ClearInfinity可显著降低儿童头部CT辐射剂量。尽管客观评价提示高年龄段图像质量略有下降，但主观评价显示图像质量提升，整体实现了剂量与图像质量的协同优化，有望为儿童头部低剂量CT扫描提供新范式。

【关键词】 计算机断层扫描；儿童；深度学习重建算法；自动管电流调制；辐射剂量；图像质量；低剂量扫描

【中图分类号】 R816.1 **【文献标识码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202602002

Application of ATCM and deep learning reconstruction in pediatric head CT: a study on image quality and radiation dose

Chen Xijian[1a,b], Sun Yan[1a,b], Zhou Jie[2], Wang Haiping[1a,b], Ning Gang[1a,b]*

(*1. a. Department of Radiology, West China Second University Hospital; b. Key Laboratory of Birth Defects and Related Gynecological and Pediatric Diseases, Ministry of Education, Sichuan University, Chengdu 610041, China;*
2. Neusoft Medical Systems Co., Ltd., Dalian 110167, China)

【Abstract】 Objective This study aimed to assess radiation dose reduction efficacy and image quality impact of automatic tube current modulation (ATCM) combined with deep-learning reconstruction algorithm "ClearInfinity" in low-dose pediatric non-contrast head CT scans. **Methods** This study retrospectively analyzed imaging data from 160 pediatric patients who underwent non-contrast head CT scans. The patients were divided into two groups according to the scanning protocol: group A

基金项目：国家重点研发计划（2024YFC2419303）

第一作者：陈锡建，男，本科，主管技师，研究方向：妇儿医学影像技术

通信作者：宁刚，男，硕士研究生，主任医师，研究方向：妇儿医学影像技术

(n=80) used the low-dose reconstruction protocol based on the ATCM technology combined with the ClearInfinity algorithm; Group B (n=80) adopted the conventional-dose reconstruction protocol using fixed parameters combined with iterative reconstruction. The patients were divided into four age groups, with 20 cases in each group. Radiation dose was evaluated using metrics such as volume CT dose index ($CTDI_{vol}$), dose-length product (DLP), and effective dose (ED) to compare the radiation exposure levels between the two groups. Image quality assessment included both objective and subjective evaluations. For the objective evaluation, regions of interest (ROIs) with an area of approximately 20 mm^2 were selected at four anatomical levels to calculate the signal-to-noise ratio (SNR) and contrast-to-noise ratio (CNR) for each region. Subjective evaluation was performed by two experienced physicians using a blinded method to rate the overall image quality, the degree of anatomical detail display, and the control of posterior cranial fossa artifacts.. Statistical analysis was conducted using SPSS software. **Results** The result shows that there was no statistically significant difference in the baseline data between the two groups. Radiation dose metrics, including $CTDI_{vol}$, DLP, and ED, as well as objective image evaluation indicators such as SNR and CNR in different regions, all showed statistically significant differences (P<0.05). The radiation doses in Group A were all significantly lower than those in Group B. The subjective evaluation results indicated that the overall image quality of group A was improved compared to group B (P<0.001), the posterior cranial fossa artifacts were optimized (P<0.001), and the consistency of the evaluations by the two physicians was excellent (ICC=0.891～0.923, P<0.001). **Conclusion** The ATCM technology combined with the ClearInfinity algorithm can significantly reduce the radiation dose of pediatric head CT scans. Although the objective evaluation indicates a slight decline in image quality for older age groups, the subjective evaluation shows an improvement in image quality, achieving a coordinated optimization of dose and image quality, and is expected to provide a new paradigm for low-dose CT scans of the pediatric head.

【Key words】 Computed tomography(CT); Pediatric; Deep learning reconstruction algorithm; Automatic tube current modulation; Radiation dose; Image quality; Low-dose scanning

计算机断层扫描（computed tomography, CT）是儿科神经系统疾病诊断的重要手段，尤其在颅脑外伤、先天性异常、颅内感染及肿瘤评估等方面具有不可替代的价值[1]。然而，儿童正处于生长发育关键期，组织细胞分裂活跃，对电离辐射的敏感性为成人的5～10倍[2]。流行病学研究[3]显示，儿童期接受CT检查与未来白血病、脑瘤等恶性肿瘤发病风险的轻微增加存在相关性。因此，如何在保证诊断图像质量的前提下最大限度地降低儿童CT检查的辐射剂量，已成为儿科影像学领域亟待解决的核心问题。国际放射防护委员会（International Commission on Radiological Protection, ICRP）提出的辐射防护最优化（as low as reasonably achievable, ALARA）原则[4]强调在实施某项辐射实践的过程中，在考虑了经济和社会因素之后，个人受照剂量的大小、受照射的人数以及受照射的可能性均应保持在可合理达到的尽量低的水平。近年来，光子计数CT（photon-counting CT, PCCT）、相控阵CT等硬件取得技术突破，相比于传统CT，在显著提升图像空间分辨率的同时降低了辐射剂量[5]，但传统的基于能量积分探测器（energy integrating detector, EID）的CT仍是主流。传统CT低剂量技术正在沿着两个主要方向不断发展：一是扫描参数的优化技术[6]，二是图像重建算法的革新[7]。将先进的自动管电流调制（automatic tube current modulation, ATCM）技术与深度学习重建算法相结合应用于儿童头部CT的研究尚处于起步阶段[8]，目前缺乏关于不同年龄段儿童采用个性化低剂量方案的系统评价，也缺乏客观与主观相结合的综合图像质量评估。

本研究旨在通过回顾性分析，系统评估ATCM技术联合AI深度学习重建算法ClearInfinity的低剂量方案在儿童头部CT平扫中的应用价值，以期为建立科学、个性化的儿童低剂量CT扫描方案提供高质量的循证医学证据，推动ALARA原则在儿科影像实践中的切实落地。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本研究为单中心回顾性研究，选取2025年6

月—12月期间于我院接受头部CT平扫检查的160例患儿作为研究对象。按扫描方案分为两组：A组（n=80）采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组（n=80）采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案。每组患儿按年龄分为4个亚组：[0, 1)岁、[1, 5)岁、[5, 10)岁、[10, 15)岁，每个亚组20例。本研究经医院伦理审查委员会批准（编号：医学科研2026伦审批第029号），免除患者知情同意。

纳入标准：①年龄0～15岁，因临床需要行头部CT平扫检查；②扫描范围完整，包括颅顶至颅底；③图像数据完整，无严重运动伪影影响诊断；④临床资料完整，包括年龄、性别、体重、身高、体质指数（body mass index, BMI）。排除标准：①既往有颅内手术史或金属植入物；②图像存在严重金属伪影或运动伪影；③临床资料不全。

1.2 CT扫描设备与参数

所有检查均使用同一台64排螺旋CT扫描仪（NeuViz 128，东软医疗）完成。扫描前对患儿进行适当安抚，对不能配合的婴幼儿在自然睡眠或镇静后扫描。

扫描参数：A组为实验组，采用固定管电压，采用ATCM技术联合东软医疗的深度学习算法ClearInfinity重建图像。B组为对照组，采用固定管电压（100～120 kV）和管电流（200～250 mAs）联合迭代算法ClearView重建图像。两组具体扫描参数见表1。

表1 扫描参数

分组	年龄	管电压（kV）	管电流（mAs）	转速（s/rot）	预设信噪比	准直器（cm）	层厚/层间距（mm）	薄层层厚/层间距（mm）	重建算法
A组	[0, 1)岁	80	≤150	0.5	1.0	4	5	1	ClearInfinity60%
	[1, 5)岁	100	150～180	0.5	1.0	4	5	1	ClearInfinity60%
	[5, 10)岁	100	180～220	0.5	1.0	4	5	1	ClearInfinity60%
	[10, 15)岁	100～120	200～250	0.5	1.0	4	5	1	ClearInfinity60%
B组	<5岁	100	200	0.6	—	4	5	1	ClearView60%
	≥5岁	120	200～250	0.6	—	4	5	1	ClearView60%

1.3 辐射剂量评估

记录CT检查剂量报告中的相关参数，包括容积CT剂量指数（volume CT dose index, $CTDI_{vol}$）和剂量长度乘积（dose-length product, DLP）。通过DLP与年龄特异性转换系数（k）计算有效剂量（effective dose, ED），公式为ED=DLP×k，参考《欧洲儿童成像诊断参考水平指南》（辐射防护第185号），不同年龄组的k值为：[0, 1)岁，k=0.004 3；[1, 5)岁，k=0.003 5；[5, 10)岁，k=0.002 8；[10, 15)岁，k=0.002 4。

1.4 图像质量评估

1.4.1 客观评价

在东软CT后处理工作站上，由一名有5年以上工作经验的放射科医师在标准脑窗（窗宽80 HU，窗位40 HU）设置下进行测量。在每个患儿图像的以下4个典型层面放置大小约20 mm^2的圆形感兴趣区（region of interest, ROI）。①半卵圆中心层面（侧脑室体部上方）：测量双侧额叶白质；②下丘脑层面（第三脑室水平）：测量双侧丘脑；③中脑层面（中脑导水管水平）：测量中脑；④后颅窝小脑层面：测量小脑蚓部。测量每个ROI的平均CT值和标准差（standard deviation, SD）。见图1。根据以上测量结果计算信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）和对比噪声比（contrast-to-noise ratio, CNR）：SNR=ROI平均CT值/ SD；CNR= $|ROI_1$平均CT值−ROI_2平均CT值$|$/SD。其中，灰白质CNR计算方法为丘脑与半卵圆中心平均CT值差的绝对值除以背景噪声（以同层面空气SD作为背景噪声）。

1.4.2 主观评价

由2位具有5年以上神经影像诊断经验的医师采用盲法(不知分组信息和扫描参数)在PACS工作站上独立评分。采用5分制Likert量表评估以下3个方面。

（1）整体图像质量。5分：图像质量优秀，解剖结构显示极清晰，噪声极低；4分：图像质量良

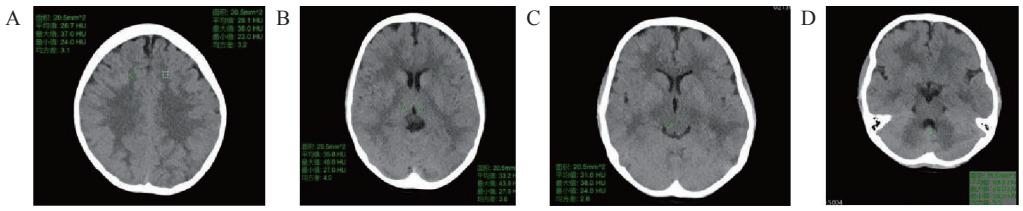


图1 头部CT图像感兴趣区测量的4个典型层面 A为半卵圆中心；B为下丘脑；C为中脑；D为后颅窝小脑

好，满足诊断要求，噪声适中；3分：图像质量中等，基本满足诊断要求，噪声稍高；2分：图像质量差，诊断信心不足，噪声明显；1分：图像质量不可接受，无法诊断。

（2）解剖细节显示度（重点评估基底节区、脑沟、脑室系统）。5分：细节显示极清晰；4分：细节显示清晰；3分：细节显示可接受；2分：细节显示模糊；1分：细节无法辨认。

（3）后颅窝伪影控制（评估条纹伪影、亨氏暗区等）。5分：无伪影；4分：轻微伪影，不影响诊断；3分：中度伪影，轻度影响诊断；2分：明显伪影，影响诊断信心；1分：严重伪影，诊断困难。

评分前，2位医师经过统一培训，使用20例非研究样本进行一致性校准。所有图像以随机顺序呈现，窗宽、窗位可由医师自行调整但初始设置为标准脑窗。

1.5 统计学方法

使用SPSS 26.0软件对数据进行统计分析。符合正态分布的计量资料以均数 ± 标准差（$\bar{x} \pm s$）表示，计数资料以频数（n）和百分比（%）表示。基线资料比较：计量资料采用独立样本t检验，计数资料采用χ^2检验。辐射剂量和客观图像参数比较：采用双因素方差分析（年龄分组和扫描方案为影响因素），若交互作用显著，则进行简单效应分析，两两比较采用LSD检验。主观评分比较：采用Mann–Whitney U检验，组间比较以平均秩次为准。采用组内相关系数（intraclass correlation coefficient, ICC）评估评价者之间的一致性，ICC>0.75则认为一致性良好。统计学显著性水平设定为 $\alpha=0.05$，双侧检验。

2 结果

2.1 基线资料比较

最终共纳入160例患儿，按扫描方案分为实验组（A组）和对照组（B组），每组各80例患儿。两组在年龄、性别、体重、身高、BMI等基线资料比较上差异均无统计学意义（$P>0.05$），见表2。

表2 两组患儿基线资料比较

组别	例数	年龄（岁）	性别（例）		体重（kg）	身高（cm）	BMI（kg/m²）
			男	女			
A组	80	6.8 ± 5.2	44	36	25.6 ± 16.3	112.4 ± 35.2	16.8 ± 3.2
B组	80	7.1 ± 5.4	46	34	26.8 ± 17.1	115.1 ± 36.8	17.1 ± 3.4
t/χ^2值		0.382[a]	0.100[b]		0.482[a]	0.456[a]	0.571[a]
P值		0.703	0.752		0.630	0.649	0.569

注：A组采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案；BMI为体质量指数；[a]为t值；[b]为χ^2值。

2.2 辐射剂量比较

两组患儿各年龄组的辐射剂量参数见表3。双因素方差分析显示，扫描方案和年龄分组对$CTDI_{vol}$、DLP和ED均有显著主效应（$P<0.001$），且存在显著交互作用（$P<0.05$），表明不同年龄段对扫描方案的反应不同。分析显示，在各年龄组内，A组的$CTDI_{vol}$、DLP和ED均显著低于B组（$P<0.05$）。A组相对于B组的剂量降低幅度在30.5% ~ 43.3%之间，其中［5, 10)岁组和［10, 15)岁组的降低幅度最大，均>40%。见图2、图3。

表 3 两组辐射剂量比较（$\bar{x} \pm s$）

剂量参数	组别	按年龄分组				$F_{group-age}$（P 值）	F_{group}（P 值）	F_{age}（P 值）
		［0, 1）岁	［1, 5）岁	［5, 10）岁	［10, 15）岁			
$CTDI_{vol}$（mGy）	A 组（n=80）	13.52 ± 1.38	16.59 ± 2.97	19.70 ± 2.90	22.21 ± 4.32	17.45（<0.001）	305.58（<0.001）	95.71（<0.001）
	B 组（n=80）	20.70 ± 2.93	22.81 ± 1.45	34.61 ± 7.74	39.15 ± 5.05			
	t 值	−5.54	−4.81	−11.52	−13.09			
	P 值*	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001			
DLP（mGy·cm）	A 组（n=80）	184.09 ± 24.11	251.10 ± 54.92	294.87 ± 46.79	348.21 ± 94.40	16.39（<0.001）	194.81（<0.001）	106.60（<0.001）
	B 组（n=80）	266.06 ± 47.02	318.01 ± 25.11	496.31 ± 118.13	585.80 ± 63.19			
	t 值	−3.89	−3.18	−9.57	−11.28			
	P 值*	0.004	0.037	<0.001	<0.001			
ED（mSv）	A 组（n=80）	2.03 ± 0.27	1.68 ± 0.37	1.18+0.19	1.11 ± 0.30	3.45（0.018）	190.67（<0.001）	70.79（<0.001）
	B 组（n=80）	2.93 ± 0.52	2.13 ± 0.17	1.99+0.47	1.87+0.20			
	t 值	−8.54	−4.25	−7.63	−7.20			
	P 值*	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001			

注：$CTDI_{vol}$为容积 CT 剂量指数；DLP 为剂量长度乘积；ED 为有效剂量；A 组采用 ATCM 技术联合 ClearInfinity 算法重建的低剂量方案；B 组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案；group 为扫描方案；age 为年龄分组；*为 Tukey HSD 事后检验。

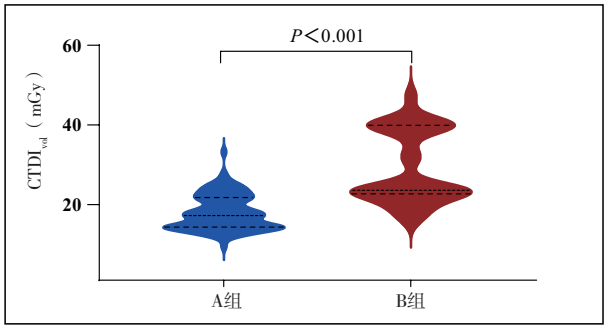


图 2 两组的容积 CT 剂量指数比较

注：$CTDI_{vol}$为容积 CT 剂量指数；A 组采用 ATCM 技术联合 ClearInfinity 算法重建的低剂量方案；B 组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案。

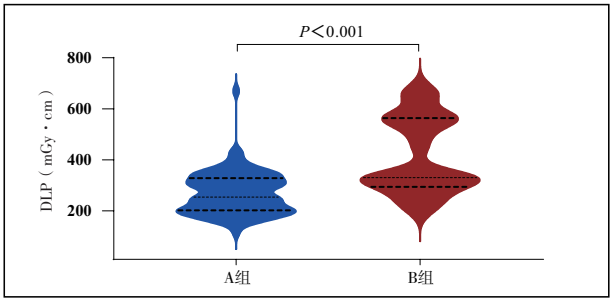


图 3 两组的剂量长度乘积比较

注：DLP 为剂量长度乘积；A 组采用 ATCM 技术联合 ClearInfinity 算法重建的低剂量方案；B 组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案。

2.3 图像质量客观评价结果

图像质量客观评价结果见表 4、表 5。双因素方差分析显示，对于半卵圆中心、下丘脑和中脑区域，A 组的 SNR 和 CNR 均低于 B 组（P<0.05），年龄分组有显著效应（P<0.05），且存在明显的交互影响（P<0.05），这表明在这些区域，对于［5, 10）岁组和［10, 15）岁组即 5 岁以上年龄段，B 组的测量值显著高于 A 组。

CNR 方面，在下丘脑和中脑区域，扫描方案主效应显著，两组间差异有统计学意义（P<0.05）。在小脑区域，扫描方案对整体测量值无显著效应，但年龄分组效应显著（P<0.05），且存在显著交互作用（P<0.05）。简单效应分析显示，在［1, 5）岁组，A 组小脑 CNR 显著低于 B 组（P<0.05），而在其他组差异无统计学意义。

2.4 图像质量主观评价结果

图像质量主观评价结果见表 6。两位评价者之间的一致性优异，整体图像质量 ICC=0.902（95%*CI*：0.876～0.923），解剖细节显示度 ICC=0.891（95%*CI*：0.861～0.916），后颅窝伪影控制 ICC=0.923（95%*CI*：0.901～0.940）。

表4 两组不同感兴趣区的SNR比较（$\bar{x} \pm s$）

区域	组别	按年龄分组				$F_{group-age}$（P值）	F_{group}（P值）	F_{age}（P值）
		[0, 1)岁	[1, 5)岁	[5, 10)岁	[10, 15)岁			
半卵圆中心	A组（n=80）	7.08 ± 0.91	6.24 ± 0.64	5.88 ± 0.58	5.75 ± 0.68	16.55	61.08	2.96
	B组（n=80）	6.94 ± 1.32	6.65 ± 0.56	7.85 ± 1.26	7.93 ± 0.84	(<0.001)	(<0.001)	(0.034)
	t值	—	—	−6.97	−7.73			
	P值*	—	—	<0.001	<0.001			
下丘脑	A组（n=80）	8.72 ± 1.10	7.52 ± 0.88	7.53 ± 0.73	7.16 ± 1.18	14.40	77.82	13.20
	B组（n=80）	9.47 ± 1.12	7.69 ± 0.84	9.69 ± 1.74	10.24 ± 0.91	(<0.001)	(<0.001)	(<0.001)
	t值	—	—	−6.18	−8.83			
	P值*	—	—	<0.001	<0.001			
中脑	A组（n=80）	7.46 ± 1.10	6.18 ± 1.26	5.75 ± 0.66	5.16 ± 0.82	10.58	67.64	10.17
	B组（n=80）	7.78 ± 0.86	6.85 ± 0.67	7.59 ± 1.37	7.85 ± 1.41	(<0.001)	(<0.001)	(<0.001)
	t值	—	—	−5.49	−8.04			
	P值*	—	—	<0.001	<0.001			
后颅窝小脑	A组（n=80）	9.47 ± 1.89	8.10 ± 1.57	7.39 ± 1.09	9.47 ± 1.89	—	15.26	17.72
	B组（n=80）	9.73 ± 1.42	9.65 ± 1.01	8.35 ± 1.50	9.73 ± 1.42		(<0.001)	(<0.001)
	t值	—	−3.63	—	—			
	P值*	—	0.009	—	—			

注：SNR为信噪比；A组采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案；group为扫描方案；age为年龄分组；*为 Tukey HSD事后检验。

表5 两组不同感兴趣区的CNR比较（$\bar{x} \pm s$）

区域	组别	按年龄分组				$F_{group-age}$（P值）	F_{group}（P值）	F_{age}（P值）
		[0, 1)岁	[1, 5)岁	[5, 10)岁	[10, 15)岁			
下丘脑	A组（n=80）	1.72 ± 0.31	1.47 ± 0.26	1.62 ± 0.20	1.47 ± 0.32	3.50	51.33	4.55
	B组（n=80）	1.92 ± 0.38	1.72 ± 0.28	1.93 ± 0.34	2.06 ± 0.20	(0.017)	(<0.001)	(0.004)
	t值	—	—	−3.35	−6.28			
	P值*	—	—	0.022	<0.001			
中脑	A组（n=80）	1.23 ± 0.31	1.00 ± 0.25	0.96 ± 0.45	0.94 ± 0.32	4.24	43.64	22.45
	B组（n=80）	1.15 ± 0.32	0.71 ± 0.33	0.61 ± 0.19	0.38 ± 0.21	(0.006)	(<0.001)	(<0.001)
	t值	—	—	−3.59	−5.83			
	P值*	—	—	0.010	<0.001			
后颅窝小脑	A组（n=80）	2.38 ± 0.83	2.05 ± 0.59	1.86 ± 0.70	2.05 ± 0.42	5.97	—	10.57
	B组（n=80）	2.52 ± 0.94	2.93 ± 0.44	1.89 ± 0.73	2.52 ± 0.94	(<0.001)		(<0.001)
	t值	—	−4.09	—	—			
	P值*	—	0.002	—	—			

注：CNR为对比信噪比；A组采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案；group为扫描方案；age为年龄分组；*为 Tukey HSD事后检验。

表6 两组图像质量主观评分比较（分，$\bar{x} \pm s$）

组别	例数	整体图像质量	解剖细节显示度	后颅窝伪影控制
A组	80	4.32 ± 0.56	4.25 ± 0.52	4.18 ± 0.61
B组	80	3.78 ± 0.61	3.65 ± 0.58	3.12 ± 0.72
Z值		5.213	6.127	7.348
P值		<0.001	<0.001	<0.001

注：A组采用ATCM技术联合ClearInfinity算法重建的低剂量方案；B组采用固定参数联合迭代重建的常规剂量方案。

A组在所有3个主观评价维度上均显著优于B组（P<0.001）。在整体图像质量方面，A组被评为5分（优秀）或4分（良好）的图像达到85.0%，而B组仅为62.5%。在解剖细节显示度方面，A组在基底节区、脑沟、脑室系统等结构的显示清晰度上评分更高。在后颅窝伪影控制方面，A组明显优于B组，尤其是在降低亨氏暗区和骨—脑交界处条纹伪影方面。

3 讨论

本研究系统评估了ATCM技术联合AI深度学习重建算法ClearInfinity在儿童头部CT平扫中的应用价值。研究结果显示，该联合方案能够在显著降低辐射剂量的同时，提供临床可接受的图像质量，甚至在某些主观评价维度上优于传统常规剂量方案。这一发现对儿科低剂量CT扫描实践具有重要指导意义。

3.1 辐射剂量降低的机制与效果

本研究中A组采用的综合低剂量方案通过双重机制实现剂量优化：一是基于年龄分层的个性化管电压选择，二是智能化的自动管电流调制。虽然A、B组扫描管电压不完全相同，但通过ATCM和深度学习算法补偿，图像质量仍有可比性。

管电压个性化是降低剂量的关键一步。剂量与管电压的平方近似成正比，降低管电压可显著降低辐射剂量[8]。本研究针对儿童较小的体型特点，对大多数年龄段采用100 kV或更低的管电压，这符合儿童辐射防护的最新理念。与成人不同，儿童头颅尺寸较小，组织衰减较低，降低管电压不会显著影响X线穿透力，反而可提高图像对比度[9]。

ATCM技术则实现了“按需分配”的剂量管理。传统固定管电流技术通常基于“最坏情况”即最大衰减截面设定参数，导致其他区域过度曝光[10]。ATCM技术通过实时监测扫描层面的组织衰减，动态调整管电流输出，在保证图像噪声一致性的前提下，避免不必要的辐射[11]。本研究采用的噪声指数（noise index, NI）为1.0，是根据儿科头部CT图像质量优化要求设定的值。

本研究观察到剂量降低幅度随儿童年龄增加而增大的现象。这可能是因为年龄较大的儿童头颅尺寸变异更大，传统固定参数方案的“过度防护”（使用较高参数保证大头颅患儿图像质量）导致小头颅患儿接受了不必要的高剂量[12]。而ATCM技术能够根据每个患儿的实际头颅尺寸精确调节剂量，因此在大年龄组表现出更显著的剂量降低效果。这一发现强调了儿童CT扫描参数个体化的重要性[13]。

3.2 深度学习重建算法的图像质量保护机制

本研究的核心创新在于将ATCM技术与最新的深度学习重建算法ClearInfinity相结合。尽管辐射剂量显著降低，但A组的图像质量在多数客观指标上与B组相当，主观评分甚至更优，这主要得益于ClearInfinity算法的先进特性。

传统滤波反投影（filtered back projection, FBP）算法假设数据采集是理想且完整的，在低剂量条件下噪声会被放大[14]。迭代重建（iterative reconstruction, IR）算法通过反复比较重建图像与原始数据，能够抑制噪声，但可能引入不真实的图像纹理（“塑料感”或“蜡像伪影”），影响微小病变的检出[15]。而基于深度学习的重建算法通过在大规模高质量CT图像数据集上进行训练，能够学习噪声与解剖结构的本质特征[16]。

深度学习算法可能通过以下机制在低剂量条件下保持图像质量。①智能噪声识别与抑制：算法能够区分真实解剖结构与随机噪声，在去除噪声的同时保留甚至增强解剖细节。②伪影建模与校正：特别是对儿童头部CT常见的后颅窝伪影（亨氏暗区），算法通过学习伪影模式，能够有效减少条纹伪影[17]，这在本研究的主观评价中得到证实。③纹理保护机制：与IR算法不同，深度学习重建算法能够保持更自然的图像纹理，提高放射科医师的诊断信心[18]。

值得注意的是，客观评价显示5岁以上儿童小脑区域的SNR和CNR在A组略有降低，但这一差异的临床意义值得商榷。首先，降低幅度仅为8% ~ 10%，在临床可接受范围内；其次，对应的主观评分并未降低，反而在伪影控制方面显著提高，说明医师在实际阅片中并未感觉到诊断信心的下降。这提示传统CNR指标可能不完全适用于评估深度学习算法重建图像的质量，未来需要开发更适合的客观评价指标。在评估新型重建算法时，主观评价可能比单纯的物理参数更能反映临床实用性。

3.3 儿童头部CT低剂量方案的设计原则

基于本研究结果，我们提出儿童头部CT低剂量方案的设计原则。

（1）年龄分层与个性化参数：根据设备性能结合定位像质量调整调制强度，根据不同的年龄分组，设定不同的扫描管电压，设置合理的管电流范围和预设NI，定期验证ATCM性能，确保剂量调节符合预期。建议扫描参数如下。①［0, 1)岁：管电压80 kV，管电流150 mAs，NI可适当增加；②［1, 5)岁：管电压100 kV，管电流150 ~ 180 mAs；③［5, 10)岁：管电压100 kV，管电流200 ~ 220 mAs；④［10, 15)岁：管电压100 ~ 120 kV（根据体型），管电流200 ~ 250 mAs。

（2）重建算法的选择与优化：优先选择基于深度学习的重建算法，根据临床任务调整重建强度

（如对后颅窝病变，可适当提高伪影抑制强度），建立科室内部的重建标准，确保一致。建议深度学习重建算法或IR算法比例40% ~ 60%，既能保证图像信噪比，又能减少图像的不真实纹理。

3.4 临床意义与应用前景

本研究结果具有重要的临床意义。首先，为儿童头部CT的低剂量扫描提供了切实可行的技术方案。其次，研究在先进重建算法的支持下，剂量与图像质量的关系已从简单的线性关系转变为更复杂的非线性关系，存在通过技术优化实现“双赢”的可能。再次，本研究采用客观、主观加多年龄段分层的综合评估方法，为类似研究提供了方法学参考。特别是在新型重建算法的评估中，单纯依靠物理参数可能不足以反映临床价值，必须结合放射科医师的主观评价。

未来研究方向包括：①将本方案扩展至增强扫描、血管成像等更复杂的检查类型；②开发基于AI的个性化参数推荐系统，实现“一键式”儿童低剂量扫描；③开展多中心研究，验证本方案的普适性和可重复性。

3.5 研究局限性

本研究存在以下局限性：第一，为单中心回顾性研究，样本量相对有限，各个年龄段送检的病例数相对较少；第二，缺乏对具体疾病检出率的评估，未来需要针对特定病变进行诊断效能研究；第三，本研究仅评估了平扫图像，未包括增强扫描；第四，本研究使用特定厂商的设备与算法，结果外推至其他平台时需要谨慎验证。

4 结论

本研究证实，基于ATCM技术联合ClearInfinity深度学习重建算法的低剂量方案，能够在儿童头部CT平扫中实现显著的辐射剂量降低，同时保持临床可接受的图像质量，尤其在主观评价维度上明显优于常规剂量方案，特别是在后颅窝伪影控制方面表现突出。

研究表明，通过将合理的管电压选择、智能的剂量调制和先进的图像重建技术相结合，可以实现儿童CT检查中ALARA原则的有效落地。不同年龄段儿童对低剂量方案的反应存在差异，提示需要进一步提高参数设置的个性化。

[参 考 文 献]

[1] Smith-Bindman R, Lipson J, Marcus R, et al. Radiation dose associated with common computed tomography examinations and the associated lifetime attributable risk of cancer [J]. Arch Intern Med, 2009, 169(22): 2078-2086.

[2] Pearce M S, Salotti J A, Little M P, et al. Radiation exposure from CT scans in childhood and subsequent risk of leukaemia and brain tumours: a retrospective cohort study [J]. Lancet, 2012, 380(9840): 499-505.

[3] Mathews J D, Forsythe A V, Brady Z, et al. Cancer risk in 680,000 people exposed to computed tomography scans in childhood or adolescence: data linkage study of 11 million Australians [J]. BMJ, 2013, 346: f2360.

[4] International Commission on Radiological Protection. The 2007 recommendations of the International Commission on Radiological Protection. ICRP publication 103 [J]. Ann ICRP, 2007, 37(2-4): 1-332.

[5] Willemink M J, de Jong P A, Leiner T, et al. Iterative reconstruction techniques for computed tomography part 1: technical principles [J]. Eur Radiol, 2013, 23(6): 1623-1631.

[6] Jensen C T, Liu X, Tamm E P, et al. Image quality assessment of abdominal CT by use of new deep learning image reconstruction: initial experience [J]. AJR Am J Roentgenol, 2020, 215(1): 50-57.

[7] Greffier J, Hamard A, Pereira F, et al. Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: a phantom study [J]. Eur Radiol, 2020, 30(7): 3951-3959.

[8] Yu L, Liu X, Leng S, et al. Radiation dose reduction in computed tomography: techniques and future perspective [J]. Imaging Med, 2009, 1(1): 65-84.

[9] McCollough C H, Primak A N, Braun N, et al. Strategies for reducing radiation dose in CT [J]. Radiol Clin North Am, 2009, 47(1): 27-40.

[10] Bostani M, McMillan K, Lu P, et al. Attenuation-based size metric for estimating organ dose to patients undergoing tube current modulated CT exams [J]. Medical Physics, 2015, 42(2): 958-968.

[11] Hsieh J. Computed tomography: principles, design, artifacts, and recent advances [M]. 3rd ed. Bellingham: SPIE Press, 2015.

[12] 张见, 边传振, 张晓军. 基于头围的固定管电流在儿童头颅CT检查中的应用价值 [J]. 实用放射学杂志, 2024, 40(1): 115-118.

[13] Sun J, Du C, Zhang Q, et al. Relationship between organ dose and age in pediatric head CT examinations using Monte Carlo algorithm [C] //ECR 2026, March 4-8, 2026, Vienna .

[14] Greffier J, Pereira F, Macri F, et al. CT dose reduction using automatic exposure control and iterative reconstruction: a chest paediatric phantoms study [J]. Physica Medica, 2016, 32(4): 582-589.

[15] Higaki T, Nakamura Y, Zhou J, et al. Deep learning reconstruction at CT: phantom study of the image characteristics [J]. Acad Radiol, 2020, 27(1): 82-87.

[16] Benz D C, Ersözlü S, Mojon F L A, et al. Radiation dose reduction with deep-learning image reconstruction for coronary computed tomography angiography [J]. Eur Radiol, 2022, 32: 2620-2628.

[17] 韩泽芳, 上官宏, 张雄, 等. 基于深度学习的低剂量CT成像算法研究进展 [J]. CT理论与应用研究, 2022, 31(1): 117-134.

[18] International Commission on Radiological Protection. Radiological protection in medicine. ICRP publication 105 [J]. Ann ICRP, 2007, 37(6): 1-63.